热振环境下薄壁结构动力学参数识别的流形学习方法

董龙雷*, 郝彩凤, 赵建平

西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室, 西安 710049

*联系人, E-mail: dongll@xjtu.edu.cn

收稿日期: 2018-06-08; 接受日期: 2018-08-09; 网络出版日期: 2018-11-19

国家安全重大基础研究项目(编号: 613274)资助

摘要 热振激励下的高超声速飞行器复合材料薄壁结构的动力学特性复杂, 通过对不同载荷条件下薄壁结构的动力学参数识别可进行结构动态特性评估. 针对热振激励下的非线性结构, 基于流形学习提出了一种识别结构动力学参数的新方法, 该方法仅从响应数据就可以识别结构的固有频率、振型和阻尼比. 通过建立热振联合试验系统, 对C/SiC复合材料薄壁结构开展不同温度下的热振试验, 得到不同温度下的动力学参数并获取试验响应数据集, 基于流形学习方法的识别结果与试验结果对比, 验证了方法的可行性, 并得到了C/SiC复合材料薄壁结构的动力学参数随温度的演化规律.

关键词 参数识别, 流形学习, 热振试验

PACS: 05.45.-a, 07.05.Fb, 07.05.Kf, 43.40.+s

复合材料薄壁结构广泛地应用于先进的航天航空器上, 如高超声速飞行器, 在工作时会承受复杂的机械力载荷、气动载荷、热载荷和声载荷, 其响应特性极为复杂, 对力学环境预示和试验设计形成新的挑战. 热振复合载荷是飞行器设计极其关注的环境因素. 复合材料薄壁结构在热振复合载荷下呈现复杂的动力学特性, 其刚度、弹性模量以及损耗系数等力学参数与结构形式、温度等动态相关; 且热振载荷作用下的复合材料结构的非线性随机振动, 呈现自激、跳变以及参变激发等复杂的非线性振动现象, 采用非线性动力学方程描述困难, 难以精确预示结构的响应特性. 热

振试验是实现复合材料薄壁结构动态性能评估的有效手段. 由于热振载荷难以测量, 而结构的响应数据较易从试验中获取且响应数据中蕴含着结构的内在特征, 因此, 建立一种仅基于结构振动响应数据进行结构动力学参数识别的方法, 具有重要的意义.

为克服测试条件限制的问题, 研究者已提出了许多仅依据响应数据识别结构动力学参数的方法^[1-3]. 其中, 独立成分分析法、线性判别分析法、主成分分析法等对具有线性结构的数据集有很好的处理效果, 但其局限性在于假设数据的固有结构是线性的, 其理论基础建立在全局线性假设之上, 它们仅能有效地发现

引用格式: 董龙雷, 郝彩凤, 赵建平. 热振环境下薄壁结构动力学参数识别的流形学习方法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2019, 49: 024513
Dong L L, Hao C F, Zhao J P. Manifold learning method for identification of dynamic parameters of thin-walled structures under thermal vibration (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2019, 49: 024513, doi: [10.1360/SSPMA2018-00217](https://doi.org/10.1360/SSPMA2018-00217)

全局欧式结构, 无法发现内在的非线性子流形结构, 因此这些方法不适用于高度非线性分布的数据集; 同时, 不同领域的学者^[4-6]发现, 高维空间中的数据集实际是位于或接近外部空间的一个子流形, 因而提出了许多非线性流形学习方法, 局部线性嵌入算法(Local Linear Embedding, LLE)是其中一种, 由Roweis和Saul^[7]在2002年提出, 该算法对高维非线性数据集进行降维时会保留其拓扑结构, 因此, 在数据降维、机器学习和模式识别领域成为一个热点. 根据白俊卿等人^[8]和Zhang等人^[9]提出的基于LLE算法识别结构固有频率和振型的理论, 结合适用于非平稳信号处理的希尔伯特黄变换方法^[10,11](Hilbert-Huang Transform, HHT), 可以依据复合材料薄壁结构在热振载荷下的振动响应, 实现结构动力学参数的识别.

本文旨在建立利用LLE和HHT相结合的算法基于试验响应数据识别结构动力学参数, 并通过对C/SiC复合材料薄壁结构开展不同温度下的热振试验, 对结构动力学参数识别的流形学习方法进行验证.

1 基于响应数据的结构动力学参数的流形学习识别方法

本文的参数识别方法旨在仅输入结构的响应数据, 实现结构固有频率、振型及阻尼比的提取. 为获得精度较高的参数识别效果, 本文采用LLE算法和HHT算法相结合的方法, 其中, LLE算法用于固有频率及振型的识别, HHT算法用于阻尼比的识别.

对于非线性结构, 不论其特性如何复杂, 只要结构的质量分布及刚度分析是确定的, 则力传递关系就是确定的, 即结构响应与激励之间的关系是稳定的; 而LLE算法的思想是利用局部线性表达整体非线性, 在激励条件不变时, 非线性结构的动力学参数可以线性化处理, 因此LLE所提取的流形与结构模态具有一定的对应关系.

1.1 基于LLE算法的固有频率及振型的识别

假定一个数据集 $\mathbf{X}_{D \times N} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbf{R}^{D \times N}$ 包含 N 列向量, 每列维度为 D , 要降到 d 维, LLE算法降维的具体描述如下:

(1) 确定邻域点个数 k : 计算数据点 $\mathbf{x}_i$ 和其他数据点的欧式距离, 找到与 $\mathbf{x}_i$ 相距最近的 k 个邻域点.

(2) 计算权重 $\mathbf{W}$: 用最小二乘法求解最小化成本函数方程:

$$e(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{x}_i - \sum_{j=1}^N w_{ij} \mathbf{x}_j \right\|^2, \quad (1)$$

式中, w_{ij} 是第 j 个近邻点到第 i 个样本点间的权重. 为计算 $\mathbf{x}_i$ 在其邻域点下的权重 w_{ij} , 提出两个限制条件来最小化成本函数: 若 $\mathbf{x}_j$ 不是 $\mathbf{x}_i$ 的邻域点, 则 $w_{ij}=0$; 其次矩阵每行的权重总和为1, 即: $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$.

(3) 计算低维嵌入向量 $\mathbf{y}_i$: 最小化成本函数, 使低维重构误差 $\varepsilon(\mathbf{Y})$ 最小, 此时, 低维嵌入是 $\mathbf{M}$ 最小的第2个到第 $d+1$ 个特征向量.

$$\begin{aligned} \varepsilon(\mathbf{Y}) &= \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{y}_i - \sum_{j=1}^N w_{ij} \mathbf{y}_j \right\|^2 \\ &= \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{Y}(\mathbf{I}_i - \mathbf{W}_i^T) \right\|^2 = \text{tr}(\mathbf{Y} \mathbf{M} \mathbf{Y}^T), \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T (\mathbf{I} - \mathbf{W})$, $\mathbf{y}_i$ 应满足的条件是

$$\begin{cases} \sum_i \mathbf{y}_i = \mathbf{0}, \\ \sum_i \mathbf{y}_i \mathbf{y}_i^T / N = \mathbf{I}. \end{cases} \quad (3)$$

根据结构动力学的理论, 系统的时域响应可以表示成模态坐标系下的模态振型和模态坐标的线性组合. 在有限元分析和试验数据采集的过程中, 结构会被离散为 D 个测点, 时间会被离散为 T 个采样点. 系统响应可由以下方程表示:

$$\mathbf{X}_{D \times T} = \sum_{k=1}^{N_r} \mathbf{Y}_{D \times k} \cdot \mathbf{q}_{k \times T}, \quad (4)$$

式中, N_r 为模态截断数; $\mathbf{X}_{D \times T}$ 为响应; $\mathbf{Y}_{D \times k}$ 为振型向量; $\mathbf{q}_{k \times T}$ 为主坐标向量.

基于响应数据利用LLE算法识别结构模态参数的基本步骤如下:

(1) 选取包含信息较多的方向上的时域响应数据集 $\mathbf{X}_{D \times T}$ 作为样本集;

(2) 对此时域数据进行频域分析, 初步判断其固有频率的区间, 继而对时域响应数据进行降噪, 滤波, 得到单频的 $\mathbf{X}_{D \times T}^i$;

(3) LLE算法对时域响应数据进行降维处理, 通过对 $\mathbf{X}_{D \times T}^i$ 的特征提取得到模态坐标向量 $\mathbf{q}_{D \times T}^i$;

(4) 再通过 $\mathbf{Y}_{D \times k}^i = \mathbf{X}_{D \times T}^i \cdot \mathbf{q}_{k \times T}^{-1}$ 计算出振型向量 $\mathbf{Y}_{D \times k}^i$; 同时对模态坐标向量 $\mathbf{q}_{k \times T}^i$ 进行傅里叶变换可得到第 i 阶固有频率.

在上述计算步骤中, 也采用了局部线性而整体非线性的思想进行非线性问题的处理. 步骤(2)对时域响应数据集进行了局部化处理, 即围绕初步判定的固有频率区间进行降噪和滤波, 提取了窄频时域信号; 进一步采用LLE算法, 将流形与结构模态联系在一起, 获取所关心频段的结构振型及固有频率.

1.2 基于HHT方法的结构阻尼比的提取

对于 n 自由度结构来说其运动方程:

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{F}(t). \quad (5)$$

对于具有实模态的系统来说, 其位移响应的模态坐标表达式为

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{k=1}^n \Phi_k \mathbf{q}_k(t), \quad (6)$$

式中, Φ_k 为第 k 阶模态向量; $\mathbf{q}_k(t)$ 为第 k 阶的模态坐标.

将上述模态坐标变换代入运动方程, 利用振型的正交性将运动方程解耦为如下形式:

$$\ddot{\mathbf{q}}_k + 2\zeta_k \omega_k \dot{\mathbf{q}}_k + \omega_k^2 \mathbf{q}_k = \Phi_k^T \mathbf{F}(t) / m_k, \quad k = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

式中, ζ_k , ω_k , m_k 分别为第 k 阶的阻尼比、固有频率和模态质量.

假设 $\mathbf{F}(t)$ 为理想白噪声激励, 在对实际结构的动力特性分析中, $\mathbf{F}(t)$ 通常无法完整获得, 因此无法用传统的模态识别方法. 但是, 根据线性结构白噪声响应之间相关函数与脉冲响应函数具有相同的数学表达式的特点^[12], 可以利用不同响应点间的互相关函数来代替脉冲响应函数. 选取其中一个响应点 i 作为参考点, 计算响应点 j 与响应点 i 两点间响应的互相关函数, 可以表达为

$$\mathbf{R}_{ji}(\tau) = \sum_{k=1}^n \frac{\psi_{kj} G_{ik}}{m_k \omega_{dk}} \exp(-\zeta_k \omega_k \tau) \cdot \sin(\omega_{dk} \tau + \theta_k), \quad (j = 1, 2, \dots, n), \quad (8)$$

式中, ψ_{kj} 为第 k 阶振型的第 j 个元素; G_{ik} 为仅与 i , k 相关的常数; θ_k 为第 k 阶的相位角; ω_{dk} 为第 k 阶有阻尼自振圆频率.

利用经验模态分解(Empirical Mode Decompose,

EMD)将互相关函数 $\mathbf{R}_{ji}(\tau)$ 分解成若干个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 即将复杂的时间序列分解成从高频到低频的若干阶基本时间序列IMF. IMF必须满足两个条件: 在整个数据段内, 极值点的个数和过零点的个数必须相等或相差最多不能超过1个; 在任一点, 由局部极大值点形成的包络线和由局部极小值点形成的包络线的平均值为0. 进而对每个IMF进行希尔伯特变换, 得到Hilbert谱, 通过比较频率和振幅就能选出有物理意义的IMF.

第 j 个互相关函数的第 k 个IMF可以表示为

$$\mathbf{R}_{ji,k}(\tau) = \frac{\psi_{kj} G_{ik}}{m_k \omega_{dk}} \exp(-\zeta_k \omega_k \tau) \sin(\omega_{dk} \tau + \theta_k). \quad (9)$$

则其幅值 $A(\tau)$ 和相位 $\theta(\tau)$ 可以分别表示为

$$A(\tau) = \frac{|\psi_{kj}| G_{ik}}{m_k \omega_{dk}} \exp(-\zeta_k \omega_k \tau), \quad (10)$$

$$\theta(\tau) = \omega_{dk} \tau + \theta_k.$$

对式(10)中的幅值 $A(\tau)$ 和相位 $\theta(\tau)$ 分别进行求自然对数及求导数, 可得:

$$\ln A(\tau) = -\zeta_k \omega_k \tau + \ln \frac{|\psi_{kj}| G_{ik}}{m_k \omega_{dk}}, \quad (11)$$

$$\omega_{dk} = \frac{d\theta(\tau)}{d\tau}.$$

对 $R_{ji,k}$ 进行Hilbert变换可以得到其幅值谱和相位谱, 由式(11), 利用最小二乘法分别拟合幅值谱和相位谱可以求得 $\zeta_k \omega_k$ 和 ω_{dk} , 又无阻尼固有频率 ω_k 与有阻尼固有频率 ω_{dk} 间的关系:

$$\omega_{dk} = \omega_k \sqrt{1 - \zeta_k^2}. \quad (12)$$

即可求得模态频率 ω_k 和阻尼比 ζ_k .

2 C/SiC薄壁结构的热振试验

热振试验是通过地面模拟的方法, 研究结构在飞行气动加热等热环境作用下的振动特性^[13]. 通过对C/SiC薄壁结构开展不同温度下的热振试验, 为算法提供结构响应数据集, 并为算法的验证提供参考的动力学参数.

2.1 热振联合试验系统

热振联合试验系统主要由试验件、激振设备、传

感器、数采设备、计算机等组成. 试验件是尺寸为 231 mm×138 mm×4.5 mm 的 C/SiC 板.

将试验件放置于温控系统的台架上, 模拟自由边界条件, 如图 1 所示. 在 C/SiC 板上设置 35 个测点, 一个非节点作为激励点, 激励方向为 Z 向, 如图 1 所示的激励点位置. 其中温度控制系统采用阶梯控制与 PID 控制联合的方法, 控制图 1 中所示的两温控点的温度, 通过调节石英灯的功率达到控制 C/SiC 板温度的目的.

2.2 热模态试验结果分析

为探索复合材料薄壁结构的动力学参数与温度的关系, 共选取了常温(20°C), 200°C, 300°C, 400°C, 500°C 这 5 个温度工况, 分别进行模态试验, 得到不同工况下的模态参数, 同时得到板上 35 个测点的响应数据, 作为后续利用算法进行动力学参数提取的数据源. 此处列出温度 300°C 的试验结果.

图 1 (网络版彩图)试验件固定及激振方式实物图
Figure 1 (Color online) Physical diagram of fixing and exciting mode of test piece.

对 C/SiC 板进行加热, 当两个温控点均处于 300°C 时并持续一段时间后, 进行模态试验, 得到 300°C 下的模态结果如表 1 所示.

利用模态置信准则(Modal Assurance Criterion, MAC)来描述振型的相关性. 300°C 下各阶振型 MAC 值如表 2 和图 2 所示.

各阶模态振型的自 MAC 值均为 1, 互 MAC 值均很小, 因此可以认为试验有效.

比较前 4 阶固有频率及阻尼比随温度的变化, 如图 3 和 4 所示, 并给出温度升高后, 不同温度下的各阶振型与常温下振型的 MAC 值, 如表 3 所示.

图 2 (网络版彩图)300°C 下模态试验各阶振型 MAC 值
Figure 2 (Color online) The MAC values of various modes tested at 300°C.

表 1 300°C 下试验模态参数

Table 1 Experimental modal parameters at 300°C

振型	图形	频率(Hz)	阻尼比
第一阶(First Order)		555.114	0.89%
第二阶(Second Order)		618.74	2.25%
第三阶(Third Order)		1328.555	0.69%
第四阶(Forth Order)		1654.217	0.49%

表 2 300°C下模态试验各阶振型MAC值

Table 2 The MAC values of various modes tested at 300°C

MAC	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4
Mode 1	1	4.48%	5.12%	0.9%
Mode 2	4.48%	1	2.15%	0.97%
Mode 3	5.12%	2.15%	1	0.42%
Mode 4	0.9%	0.97%	0.42%	1

图 3 (网络版彩图)频率随温度变化曲线

Figure 3 (Color online) Frequency versus temperature curve.

通过图3和4可以看出, 随着温度升高, 自由状态下C/SiC薄壁结构的前四阶固有频率呈上升趋势, 阻尼比呈先减小后增大的趋势; 同时从表3不同温度与常温的振型MAC值表可以看出, 整体来说, 前4阶振型MAC均接近或大于0.7, 表明前四阶模态振型随温度的变化并不明显。

试验结果显示薄壁结构模态频率随温度升高而增大, 此处认为可能的原因是: 在利用石英灯管加热薄壁结构时, 沿板厚及板长方向的温度分布是存在梯度的, 因此, 即使是处于自由状态中的结构, 也会因为不均匀的温度场使结构内部各部分产生非均匀的膨胀, 由于

表 3 不同温度与常温的振型MAC值表

Table 3 The MAC value table of modes at different temperature relative to normal temperature

MAC	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4
Temp20_200	0.9005	0.9551	0.9627	0.7837
Temp20_300	0.9326	0.9168	0.9443	0.8955
Temp20_400	0.8268	0.6962	0.9381	0.9469
Temp20_500	0.7140	0.5935	0.9377	0.9205

图 4 (网络版彩图)阻尼比随温度的变化曲线

Figure 4 (Color online) The change of damping ratio with temperature.

结构依旧保持连续性, 从而导致结构内部产生相互作用的力, 致使试验中C/SiC薄壁结构的固有频率随温度升高而升高。

3 基于热振试验响应数据的动力学参数识别

通过热振试验得到了薄壁结构上35个测点的振动响应数据, 利用本文提出的结构动力学参数识别的流形学习方法对试验数据进行处理, 实现不同工况下的

动力学参数的提取. 目前关于非线性结构模态的概念还没有统一的认识, 本文主要还是借用“局部线性结构模态”来描述非线性结构的模态特征. 因此, 所获得的模态参数并非不依赖于外界激励源, 本文中假定结构所承受的外界激励是稳定的, 则结构响应与激励之间的关系是稳定的, 从而可以认为其模态特征是稳定的. 在振动响应数据的计算处理上, 采用了本文第1节所提出的方法, 将数据首先围绕第一阶固有频率进行局部化处理, 得到第一阶振型的相关参数; 再依次进行局部化处理, 得到相应阶次的模态参数.

利用LLE算法对常温(20°C), 200°C, 300°C, 400°C, 500°C这5个工况的时域振动响应数据进行处理, 识别结构动力学参数, 并与试验结果进行对比, 列出前两阶的振型识别结果如表4所示.

利用算法提取的模态参数, 包括频率、阻尼比与振型结果与试验结果的对比如表5所示, 其中MAC值表征通过算法提取的振型与试验振型间的相关性.

由表4可以看到, 利用流形算法LLE提取的振型从外观上看与试验前两阶振型基本相同; 同时从表5中算法与试验的模态参数的定量比较, 可以看到, MAC值均大于0.8, 证明算法提取的振型精度高; 且利用算法识别的模态频率与试验模态频率的误差均小于3%, 同时也可以看到利用HHT算法识别的阻尼比与试验阻尼比也比较接近. 上述结果证明了算法的有效性和准确性.

4 结论

本文首先建立了利用LLE和HHT相结合的算法基

表 4 算法识别的前两阶模态振型

Table 4 The first two mode modes of algorithm recognition

表 5 前两阶试验与算法模态参数的对比

Table 5 Comparison of modal parameters between the first two order tests and the algorithm

Mode	Parameter	Category	20°C	200°C	300°C	400°C	500°C
Mode 1	Frequency	Test (Hz)	496.0	525.1	555.1	596.2	627.7
		Algorithm (Hz)	494.4	516.6	551.8	598.6	631.3
		Relative error	-0.32%	-1.62%	-0.6%	0.39%	0.56%
	Damp ratio (%)	Test	1.17	1.11	0.89	2.1	2.14
		Algorithm	1.15	1.1	0.8	2.0	2.1
		MAC	0.98	0.96	0.95	0.93	0.91
	Mode	MAC	0.98	0.96	0.95	0.93	0.91
Mode 2	Frequency	Test (Hz)	534.8	557.0	618.7	649.3	695.7
		Algorithm (Hz)	547.9	558.1	619.6	643.6	695.6
		Relative error	2.43%	0.19%	0.14%	-0.88%	-0.02%
	Damp ratio (%)	Test	3.93	2.2	2.25	1.86	1.91
		Algorithm	3.8	2.0	2.1	1.7	1.83
		MAC	0.96	0.95	0.91	0.97	0.83
	Mode	MAC	0.96	0.95	0.91	0.97	0.83

于响应数据提取结构动力学参数的方法, 通过热振联合试验系统完成了C/SiC薄壁结构在5个温度工况下的热振试验, 并将所采集的振动响应数据作为识别算法的输入, 进行结构动力学参数的提取. 识别方法所得

到的结果与试验结果对比, 验证了基于热振试验响应数据的结构动力学参数识别的流形学习方法的有效性和准确性, 同时得到了C/SiC结构动力学参数随温度的演化规律.

参考文献

- 1 Poncelet F, Kerschen G, Golinval J C, et al. Output-only modal analysis using blind source separation techniques. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 2335–2358
- 2 Zhou W, Chelidze D. Blind source separation based vibration mode identification. *Mech Syst Signal Process*, 2007, 21: 3072–3087
- 3 Yang Y, Nagarajaiah S. Blind modal identification of output-only structures in time-domain based on complexity pursuit. *Earthq Engng Struct Dyn*, 2013, 42: 1885–1905
- 4 Buntine W. A guide to the literature on learning probabilistic networks from data. *IEEE Trans Knowl Data Eng*, 1996, 8: 195–210
- 5 Ng A Y, Russell S. Algorithms for inverse reinforcement learning. In: *ICML'00 Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2000. 663–670
- 6 Zhang Z Y, Liu W Y, Li W H. Dynamic multi-agent influence diagrams for modeling multistage games. In: *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2002. Beijing: IEEE, 2002. 1184–1188
- 7 Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, 2000, 290: 2323–2326
- 8 Bai J Q, Yan G R, Wang C. Modal identification method following local linear embedding (in Chinese). *J Xi'an Jiaotong Univ*, 2013, 47: 85–89, 100 [白俊卿, 闫桂荣, 王成. 利用局部线性嵌入的模式识别. *西安交通大学学报*, 2013, 47: 85–89, 100]
- 9 Zhang J J, Dong L L, Yan G R, et al. Improved LLE algorithm and its application. *Int J Appl Electromagn Mech*, 2016, 52: 685–690
- 10 Chen J, Xu Y L, Li J. Hilbert-Huang transform for damping ratio identification of structures with closely spaced modes of vibration (in Chinese). *Earthq Eng Eng Vib*, 2003, 23: 34–42 [陈隽, 徐幼麟, 李杰. Hilbert-Huang变换在高频结构阻尼识别中的应用. *地震工程与工程振动*, 2003, 23: 34–42]
- 11 Kou L H, Jin F. Modal parameter identification for engineering structures based on HHT method (in Chinese). *Adv Sci Tech Water Resour*, 2008, 28: 45–49 [寇立夯, 金峰. 基于HHT方法的结构模态参数识别. *水利水电科技进展*, 2008, 28: 45–49]
- 12 James G H, Game T G, Lauffer J P, et al. The nature excitation technique (NExT) for modal parameter extraction from operating structures.

Modal Analysis, 1995, 10: 260–277

- 13 Xiao N F, Liu Y Q. Research of control technology in thermal-vibration test (in Chinese). Struct Environ Eng, 2012, 39: 53–57 [肖乃风, 刘永清. 热振联合试验控制技术研究. 强度与环境, 2012, 39: 53–57]

Manifold learning method for identification of dynamic parameters of thin-walled structures under thermal vibration

DONG LongLei^{*}, HAO CaiFeng & ZHAO JianPing

State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Dynamic characteristics of hypersonic aircraft composite thin-walled structures subjected to thermal vibration are complex, and the dynamic characteristics of thin-walled structures can be evaluated by identifying the dynamic parameters of thin-walled structures under different loads. Based on manifold learning, a new method for identifying structural dynamic parameters is proposed for nonlinear structures subjected to thermal vibration. The method can identify the natural frequency, mode shape and damping ratio of the structure only from the response data. A combined Thermal-Vibratory Test system was established, and the thermal vibration tests of thin-walled C/SiC composite structures were performed at different temperatures. From tests, the kinetic parameters at different temperatures were obtained and the test response data set was obtained. The feasibility of the method is verified by comparing the recognition results of manifold learning method with the experimental results, and the evolution law of dynamic parameters with temperature for thin-walled C/SiC composite structures is obtained.

parameter identification, manifold learning, thermal vibration test

PACS: 05.45.-a, 07.05.Fb, 07.05.Kf, 43.40.+s

doi: [10.1360/SSPMA2018-00217](https://doi.org/10.1360/SSPMA2018-00217)